

Angiología

**Inteligencia artificial en la
cirugía vascular moderna:
aplicaciones actuales y
perspectivas futuras**

**Artificial intelligence in modern
vascular surgery: current
applications and future horizons**

10.20960/angiologia.00888

10/01/2026

Inteligencia artificial en la cirugía vascular moderna: aplicaciones actuales y perspectivas futuras

Artificial intelligence in modern vascular surgery: current applications and future horizons

Miguel Castro e Silva, Celso Nunes, Eduardo Silva, Luis Orelhas, Jorge Costa, Manuel Fonseca

Servicio de Angiología y Cirugía Vascular. Unidade Local de Saúde de Coimbra. Coimbra, Coimbra, Portugal

Correspondencia: Miguel Castro e Silva. Servicio de Angiología y Cirugía Vascular. Unidade Local de Saúde de Coimbra. Praceta Mota Pinto, Coimbra, Portugal
e-mail: mmiguel.ssilva@gmail.com

Recibido: 17/04/2026

Aceptado: 17/04/2026

Conflictos de interés: los autores declaran no tener conflictos de interés.

Inteligencia artificial: los autores declaran no haber usado inteligencia artificial (IA) ni ninguna herramienta que use IA para la redacción del artículo.

RESUMEN

La inteligencia artificial (IA) está transformando progresivamente la cirugía vascular, un campo cada vez más impulsado por datos clínicos multimodales e imágenes complejas. Los avances en aprendizaje automático y visión por computadora permiten la segmentación automatizada de la anatomía vascular, una evaluación morfovolumétrica más precisa de los aneurismas aórticos y una estratificación del riesgo más individualizada, más allá de los criterios tradicionales basados en el

diámetro. En la enfermedad arterial periférica y el trauma vascular, los modelos predictivos han demostrado mejor discriminación pronóstica que los sistemas convencionales y favorecen decisiones más precisas en el salvamento de extremidades y en la vigilancia posoperatoria. La IA también se aplica en la enfermedad venosa crónica, donde la visión artificial facilita la evaluación objetiva de úlceras y el seguimiento remoto. En el ámbito quirúrgico, los enfoques computacionales se integran en la planificación preoperatoria y la navegación intraoperatoria, con evidencia preliminar de mayor eficiencia y menor exposición a la radiación. No obstante, su implementación enfrenta desafíos relacionados con la transparencia algorítmica, el sesgo de datos, la validación externa y la regulación. La IA debe considerarse una herramienta de apoyo que complementa el juicio clínico y mejora la precisión y personalización de la atención vascular.

Palabras clave: Inteligencia artificial. Aprendizaje automático. Procedimientos quirúrgicos vasculares. Valor predictivo de las pruebas. Cirugía asistida por ordenador. Equidad en salud.

ABSTRACT

Artificial intelligence (AI) is progressively transforming vascular surgery, a field increasingly driven by complex imaging and multimodal clinical data. Advances in machine learning and computer vision now allow automated segmentation of vascular anatomy, refined morpho-volumetric assessment of aortic aneurysms, and more individualized risk prediction beyond traditional diameter-based criteria. In peripheral arterial disease and vascular trauma, predictive models have demonstrated improved prognostic discrimination compared with conventional scoring systems, supporting more nuanced decision-making in limb salvage and postoperative surveillance. AI applications also extend to chronic venous disease, where computer vision tools enable objective wound assessment and remote monitoring. Within the operative workflow, computational

approaches are being integrated into preoperative planning and intraoperative navigation, with early evidence suggesting gains in procedural efficiency and radiation reduction. Despite these advances, implementation remains constrained by challenges related to algorithmic transparency, data bias, external validation, and regulatory oversight. AI should therefore be viewed not as a replacement for clinical expertise, but as a decision-support framework capable of enhancing precision, personalization, and consistency in vascular surgical care.

Keywords: Artificial intelligence. Machine learning. Vascular surgical procedures. Predictive value of tests. Computer-assisted surgery. Health equity.

INTRODUCCIÓN

La práctica contemporánea de la cirugía vascular se define cada vez más por la gestión de datos de gran volumen y alta dimensionalidad que superan los límites del análisis humano convencional (1). La angiografía por tomografía computarizada (TAC), por ejemplo, genera conjuntos de datos tridimensionales isotrópicos con resolución submilimétrica, que suelen comprender entre 500 y 800 cortes individuales por volumen, cuya segmentación y análisis manual resultan laboriosos. Este desafío se ve agravado por la variabilidad interobservador e intraobservador bien documentada en las mediciones. Paralelamente, los paradigmas establecidos de toma de decisiones clínicas están mostrando sus limitaciones. En el caso de los aneurismas de aorta abdominal (AAA), la estratificación del riesgo se basa en el diámetro máximo aórtico, un predictor práctico pero impreciso que no logra captar el complejo estrés biomecánico de la pared, la carga de trombo intraluminal y las características morfológicas que constituyen los verdaderos determinantes de la rotura. De manera similar, en la enfermedad arterial periférica (EAP), la estratificación basada en categorías clínicas amplias ofrece una capacidad limitada para predecir las trayectorias clínicas altamente variables de los pacientes en relación con eventos adversos

mayores a nivel de la extremidad o cardiovasculares. Esta realidad ha generado una clara necesidad de métodos analíticos más potentes, preparando el terreno para la integración de la inteligencia artificial (IA) en la atención quirúrgica (2). Además, el advenimiento del paradigma de *big data* en la atención sanitaria ha sido determinante para habilitar estos avances. La disponibilidad creciente de macrodatos clínicos, imagenológicos y administrativos ha transformado la manera en que se generan y analizan evidencias, un cambio ampliamente descrito en la literatura vascular (3). Este marco conceptual permitió la transición desde sistemas analíticos convencionales hacia métodos computacionales avanzados capaces de extraer valor clínico de datos masivos y heterogéneos.

En el ámbito médico, la inteligencia artificial constituye la disciplina orientada al desarrollo de sistemas computacionales capaces de realizar tareas que tradicionalmente requieren inteligencia humana. La metodología principal que sustenta la IA moderna es el aprendizaje automático (*machine learning*, ML), un conjunto de técnicas mediante las cuales los algoritmos aprenden patrones directamente a partir de los datos para realizar clasificaciones o predicciones sin estar explícitamente programados con reglas predefinidas (4). Aunque las primeras aplicaciones emplearon con frecuencia redes neuronales artificiales (ANN), el campo se ha ampliado hasta incluir un conjunto diverso de algoritmos. Métodos como Random Forest, máquinas de vectores de soporte (SVM) y modelos de Gradient Boosting han demostrado especial eficacia en el análisis de grandes registros clínicos estructurados, como la Vascular Quality Initiative (VQI). Un subconjunto especializado del ML, conocido como aprendizaje profundo (*deep learning*, DL), utiliza redes neuronales artificiales complejas y multicapa para modelizar abstracciones de alto nivel y relaciones no lineales, y ha mostrado un rendimiento sobresaliente en datos no estructurados como las imágenes médicas (4).

Una aplicación directa y potente de estos modelos de ML y DL es la visión por computadora, que permite a los sistemas interpretar, cuantificar y

analizar información visual procedente de estudios como la CTA o de grabaciones intraoperatorias (5). Esto posibilita la extracción de datos cuantitativos y el reconocimiento de patrones que pueden resultar imperceptibles al ojo humano, como la segmentación automatizada de la morfología aórtica o el seguimiento en tiempo real de instrumentos quirúrgicos (6).

La incorporación de estas herramientas está impulsando un cambio fundamental en la cirugía vascular. La pregunta clínica central se está ampliando más allá de “¿Cuál es el diagnóstico?” para incluir una cuestión más integral y centrada en el paciente: “Para este paciente en particular, ¿cuál es su pronóstico probable?, ¿cuáles son sus riesgos individualizados de eventos adversos?, ¿cómo podemos planificar y ejecutar mejor un procedimiento?, y ¿cuál es la estrategia óptima de seguimiento a largo plazo?”.

Aunque otras revisiones han catalogado las aplicaciones de la IA en cirugía vascular, esta revisión pretende aportar una contribución novedosa. El objetivo principal es sintetizar estas aplicaciones no como una simple enumeración, sino integrándolas a lo largo del flujo completo de trabajo clínico, desde el diagnóstico inicial y la planificación preoperatoria hasta la ejecución intraoperatoria y la vigilancia a largo plazo. Además, se ofrece un análisis crítico de las importantes barreras de implementación, los retos reguladores y los desafíos éticos que deben afrontarse para una integración responsable de estas tecnologías en la práctica clínica.

DESARROLLO

Métodos

Esta revisión narrativa se realizó mediante una búsqueda exhaustiva en PubMed/MEDLINE, Scopus y Web of Science desde su inicio hasta agosto de 2025. Se empleó una estrategia estructurada que combinó palabras clave y términos MeSH, incluyendo: (“artificial intelligence” OR “machine learning” OR “deep learning” OR “neural network” OR “computer vision”) AND (“vascular surgery” OR “aortic aneurysm” OR “peripheral arterial

disease" OR "carotid artery stenosis" OR "venous insufficiency" OR "vascular trauma" OR "endovascular repair") AND ("diagnosis" OR "prediction" OR "prognosis" OR "risk stratification" OR "surgical guidance" OR "implementation" OR "ethics" OR "regulation").

Se incluyeron estudios revisados por pares publicados en inglés que abordaran aplicaciones clínicas de la IA en el diagnóstico vascular, el tratamiento, la guía procedimental, la estratificación del riesgo o la predicción de resultados. Se excluyeron estudios puramente técnicos sin traducción clínica y fuentes no revisadas por pares. Los hallazgos se sintetizaron en un marco conceptual basado en el flujo de trabajo clínico, alineado con las fases secuenciales de la atención en cirugía vascular.

Aplicaciones diagnósticas: ampliando la percepción clínica

Las aplicaciones más consolidadas de la IA en cirugía vascular se encuentran en el ámbito diagnóstico. Los algoritmos se utilizan cada vez más para extraer información objetiva, reproducible y clínicamente relevante a partir de datos de imagen y fisiológicos. Estos sistemas mejoran el análisis cuantitativo y reducen la variabilidad entre observadores. Las aplicaciones representativas en patología aórtica, trauma vascular, enfermedad venosa y enfermedad arterial periférica se resumen en la tabla I.

Tabla I. Resumen de las aplicaciones reportadas de la inteligencia artificial en cirugía vascular

Patología/área	Tarea de IA	Algoritmo(s) utilizado(s)	Hallazgo principal/métrica de rendimiento
Aneurisma aórtico	Segmentación de imágenes y análisis volumétrico	CNN, U-NET, nn-UNET	DSC > 0,94 para segmentación; reducción del tiempo de análisis de 22 min a 2,5 min
Aneurisma aórtico	Predicción de resultados	Red neuronal artificial (ANN)	Estratificación del riesgo de complicaciones

			post-EVAR (libertad a 5 años: 41,3 % alto riesgo vs. 98,3 % bajo riesgo)
Trauma vascular (BCVI)	Asistencia diagnóstica	Aprendizaje profundo	Exactitud diagnóstica del 91,3 %; reducción del tiempo de interpretación a la mitad
Trauma periférico	Predicción de salvamento de extremidades	Red bayesiana, ANN	Rendimiento significativamente superior al <i>score</i> MESS tradicional para predecir amputación
Insuficiencia venosa crónica	Evaluación de heridas	Visión por computadora, imagen térmica	Predicción de cicatrización de úlceras con sensibilidad del 78 %, semanas antes que los métodos estándar
Insuficiencia venosa crónica	Predicción de resultados	XGBoost	Predicción de falta de mejoría clínica tras ablación con AUC 0,97
Insuficiencia venosa crónica	Identificación de factores de riesgo	Gradient Boosting Machine (GBM)	Identificación de factores de riesgo novedosos (p. ej., estatura, bioimpedancia de la pierna) a partir de datos de biobanco
EVAR / TEVAR complejos	Planificación preoperatoria	Inteligencia quirúrgica aumentada	Reducción de exposición a radiación, tiempo operatorio y uso de contraste

Análisis morfovolumétrico automatizado de los aneurismas aórticos

El manejo del aneurisma de aorta abdominal (AAA) continúa basándose principalmente en el diámetro máximo aórtico (7), un predictor práctico pero limitado del riesgo de rotura. Los sistemas impulsados por IA, que emplean con frecuencia redes neuronales convolucionales como U-NET y nn-UNET, permiten actualmente la segmentación automatizada de la aorta a partir de estudios de CTA (8). Estos sistemas generan mediciones morfológicas y volumétricas precisas, con coeficientes de similitud de Dice que superan con frecuencia 0,94 (8,9), resultados comparables a la segmentación manual experta y con menor variabilidad interobservador e intraobservador.

Las ganancias en eficiencia son notables. La plataforma PRAEVAorta redujo el tiempo de análisis aórtico integral de 22 minutos a 2,5 minutos (10), con reducciones similares descritas en estudios institucionales (9). Más relevante aún, la IA permite la cuantificación rutinaria de parámetros que habitualmente no se evalúan en la práctica clínica diaria, como el volumen de trombo intraluminal (ILT) y la carga de calcificación parietal (11). El ILT se asocia con el crecimiento aneurismático, el comportamiento del saco tras EVAR y el riesgo de rotura. La cuantificación automatizada facilita la integración clínica de estos parámetros.

Estos avances respaldan la transición desde una evaluación estática basada en el diámetro hacia un perfil biomecánico individualizado. Al incorporar morfología volumétrica, distribución del ILT y patrones de calcificación, la IA sienta las bases para integrar la dinámica de fluidos computacional y el modelado por elementos finitos en la toma de decisiones clínicas (12). La pregunta clínica evoluciona de “¿Qué tamaño tiene el aneurisma?” a “¿Cuál es el perfil biomecánico de rotura de este paciente?”.

Mejora de la detección en el trauma vascular

En el ámbito del trauma, la IA contribuye principalmente mediante la aceleración y estandarización del diagnóstico. En la lesión cerebrovascular

contusa (BCVI), modelos de aprendizaje profundo aplicados a CTA de cabeza y cuello alcanzaron una sensibilidad del 89,7 % y una especificidad del 92,5 %, y además redujeron el tiempo de interpretación en más de 16 minutos (13,14). Este rendimiento se aproxima al nivel de subespecialistas y puede resultar especialmente valioso en entornos con recursos limitados.

La IA también mejora la precisión del cribado. Un modelo Random Forest desarrollado para la detección de BCVI en población pediátrica mostró un área bajo la curva (AUC) de 0,93, frente a 0,503 de los criterios convencionales de Denver y Memphis aplicados al mismo conjunto de datos (15). Esto sugiere que las herramientas de cribado basadas en ML podrían reducir estudios de imagen innecesarios manteniendo la sensibilidad para identificar pacientes de alto riesgo.

Más allá del diagnóstico individual, modelos de ML geoespacial pueden identificar “desiertos asistenciales” en trauma y predecir volúmenes de admisión en centros de trauma (16), lo que ilustra el potencial de la IA para influir en la planificación en el ámbito del sistema sanitario.

Evaluación objetiva de la insuficiencia venosa crónica

La evaluación de la insuficiencia venosa crónica (IVC), especialmente de las úlceras venosas, se ha basado históricamente en valoraciones subjetivas (17). Las técnicas de visión artificial están introduciendo un mayor grado de objetividad. El análisis de imágenes térmicas mediante algoritmos basados en texturas permitió predecir la cicatrización de las úlceras con una sensibilidad del 78 % (18), y proporciona información pronóstica precoz en comparación con la planimetría digital convencional. Asimismo, aplicaciones móviles de evaluación de heridas basadas en IA han mejorado la calidad de la documentación clínica; en un estudio cuasiexperimental se incrementó la completitud de las descripciones de las lesiones del 24 % al 70 % (19). La documentación estandarizada favorece el seguimiento remoto y la continuidad asistencial, especialmente en pacientes con acceso limitado a centros especializados.

Estratificación del riesgo en la enfermedad arterial periférica

El manejo de la enfermedad arterial periférica (EAP) se basa tradicionalmente en la presentación clínica y en factores de riesgo establecidos, lo que ofrece una precisión limitada para predecir eventos adversos mayores de la extremidad (MALE) y eventos cardiovasculares mayores (MACE). El aprendizaje automático aborda esta limitación mediante la integración de datos multimodales en modelos específicos para cada paciente.

Redes neuronales profundas que analizan las ondas Doppler de la arteria tibial posterior demostraron capacidad predictiva independiente de la mortalidad global a 5 años (HR 2,44), MACE (HR 1,97) y MALE (HR 11,03), incluso tras ajustar por comorbilidades (20). Esto transforma una prueba diagnóstica rutinaria en una herramienta pronóstica.

De forma similar, un modelo Random Forest entrenado con seis proteínas plasmáticas alcanzó un AUC de 0,84 para la predicción de MALE a 2 años (21). Al incorporar biomarcadores moleculares, la IA permite una estratificación del riesgo más precisa e individualizada, que facilita estrategias de vigilancia e intervención dirigidas.

Modelos predictivos: de la estratificación del riesgo al pronóstico

La IA amplía su papel más allá del diagnóstico y permite anticipar trayectorias clínicas e informar estrategias de manejo personalizado.

Predicción de resultados posintervención

Modelos basados en redes neuronales artificiales (ANN), que utilizan características morfológicas preoperatorias del AAA —como la angulación y la tortuosidad del cuello aneurismático—, han permitido estratificar a los pacientes según el riesgo de complicaciones tras EVAR (22). En uno de estos modelos, la libertad de complicaciones aórticas a 5 años osciló entre el 41,3 % en pacientes de alto riesgo y el 98,3 % en aquellos de bajo riesgo (22), lo que respalda estrategias de vigilancia adaptadas al riesgo individual.

En enfermedad venosa, un modelo XGBoost entrenado con datos de la VQI predijo la falta de mejoría clínica tras ablación de varices con un AUC de 0,97 (23), identificando predictores modificables como el incumplimiento de la terapia compresiva. En el traumatismo cerrado de aorta torácica, el análisis mediante ML identificó la afectación de la curvatura menor como predictor de mortalidad, un factor previamente no destacado por los modelos tradicionales de regresión (24). Estos hallazgos ilustran la capacidad del ML para identificar asociaciones clínicamente relevantes no evidentes con métodos convencionales.

Apoyo a la toma de decisiones en el salvamento de extremidades

Las escalas tradicionales como el MESS (25) han demostrado un rendimiento predictivo limitado en el contexto actual del salvamento de extremidades. Modelos basados en redes bayesianas y enfoques mediante redes neuronales artificiales (ANN) han mostrado una mejor capacidad discriminativa para la predicción de amputación (26,27). Significativamente, los modelos de aprendizaje automático pueden reentrenarse, a medida que se incorporan nuevos datos de resultados clínicos, y permitir que los umbrales predictivos evolucionen paralelamente a los avances en técnicas reconstructivas. Esta adaptabilidad dinámica representa un cambio conceptual desde sistemas de puntuación estáticos hacia herramientas de apoyo a la decisión que aprenden de forma continua.

Identificación de nuevos determinantes fisiopatológicos

El análisis mediante ML de grandes bases de datos permite generar hipótesis más allá de las variables clínicas previamente definidas. En los datos del UK Biobank, el ML confirmó factores de riesgo ya establecidos para las varices, al tiempo que identificó asociaciones novedosas, como la estatura y la bioimpedancia de las extremidades inferiores (28).

Modelos genómicos basados en ML que analizaron patrones de metilación identificaron WISP2, CRIP1 y OSR1 como posibles biomarcadores implicados en el desarrollo de varices y alcanzaron un AUC de 0,9 (29).

Estos hallazgos ilustran el potencial de la IA para identificar determinantes moleculares y orientar el desarrollo de futuras estrategias terapéuticas.

Cirugía computacional: integración de la IA en el flujo quirúrgico

La IA está evolucionando desde una herramienta puramente analítica utilizada fuera del quirófano hacia un participante activo en la planificación y ejecución de procedimientos quirúrgicos. Este campo, frecuentemente denominado cirugía computacional, tiene como objetivo potenciar el rendimiento técnico del cirujano y mejorar la toma de decisiones intraoperatorias.

Planificación preoperatoria y simulación

El impacto más inmediato de la cirugía computacional se ha observado en la planificación preoperatoria de procedimientos endovasculares complejos. Al integrar segmentación y modelado impulsados por IA con datos de CTA específicos del paciente, es posible generar mapas tridimensionales detallados que funcionan como un espacio de ensayo virtual para el cirujano. En EVAR complejos, el uso de estos mapas de “inteligencia quirúrgica aumentada” ha demostrado beneficios clínicos tangibles. Un estudio de Patel y cols. mostró que la combinación de estos mapas preoperatorios basados en IA con la fluoroscopia estándar redujo significativamente la exposición a radiación, el tiempo de fluoroscopia, la duración del procedimiento y el volumen de contraste intravenoso administrado (30). Los autores señalaron que el mapa generado por IA mejoró la eficiencia operatoria al permitir una identificación más precisa de los *ostium* de los vasos diana (30). En la reparación endovascular torácica (TEVAR), se utilizan tecnologías similares de navegación tridimensional para identificar el origen de las arterias intercostales, un paso crucial para planificar intervenciones que minimicen el riesgo de isquemia medular (31).

Guía intraoperatoria y análisis del rendimiento

Aunque aún se encuentra en fases iniciales de desarrollo, el uso de la IA para la guía intraoperatoria en tiempo real presenta un potencial considerable. Tecnologías como la estimación de pose y el aprendizaje profundo están siendo exploradas para el seguimiento del movimiento de instrumentos quirúrgicos durante un procedimiento. Se han descrito aplicaciones iniciales en otras especialidades, como la cirugía retiniana para la detección de instrumentos y la esofagectomía asistida por robot para el reconocimiento de fases quirúrgicas, pero sus principios son directamente extrapolables a las tareas de motricidad fina propias de la cirugía vascular (32,33).

Entre las aplicaciones potenciales se incluye el seguimiento en tiempo real del movimiento de la mano y los instrumentos durante procedimientos técnicamente exigentes, como la endarterectomía carotídea o la realización de un *bypass* distal. Mediante la comparación de estos movimientos con bases de datos seleccionadas de rendimiento experto, los sistemas basados en IA podrían identificar desviaciones sutiles —como ángulos de punción imprecisos o manipulación excesiva de tejidos— y proporcionar retroalimentación auditiva o háptica inmediata. Más allá de la mejora de la seguridad intraoperatoria, estas plataformas podrían contribuir al entrenamiento quirúrgico estructurado y a la evaluación objetiva de competencias técnicas (34).

Discusión: materializando el potencial de la IA quirúrgica

La evidencia actual sugiere que la IA se integrará progresivamente en la práctica de la cirugía vascular. No obstante, materializar plenamente este potencial requiere una evaluación honesta de las limitaciones actuales del campo y una respuesta activa a los desafíos éticos y regulatorios fundamentales que estas tecnologías plantean.

Limitaciones actuales y barreras de implementación

A pesar de los resultados alentadores, la IA quirúrgica sigue siendo un campo emergente con importantes obstáculos por superar. En primer lugar, existe una clara predominancia de estudios retrospectivos. Aunque

estos son esenciales para demostrar viabilidad y generar hipótesis, están sujetos a sesgos de selección y no establecen de manera concluyente la utilidad clínica prospectiva. Existe una necesidad urgente de ensayos prospectivos, adecuadamente diseñados y preferentemente aleatorizados, que evalúen estos algoritmos en entornos clínicos reales.

En segundo lugar, persiste el problema de la denominada “caja negra”. La naturaleza opaca de algunos modelos de aprendizaje profundo —cuyos mecanismos internos no son fácilmente interpretables por el usuario final— constituye una barrera significativa para la confianza y adopción clínica. Esta falta de transparencia dificulta el consentimiento informado, ya que el cirujano no puede asesorar plenamente al paciente sobre los riesgos y beneficios de una recomendación generada por IA si la lógica subyacente no es comprensible. Esta tensión puede situar el principio de beneficencia en conflicto con la autonomía del paciente. Asimismo, la opacidad algorítmica genera incertidumbre en materia de responsabilidad médica, ya que la imposibilidad de analizar el razonamiento del modelo complica la atribución de responsabilidades entre clínicos, instituciones y desarrolladores.

En tercer lugar, existen importantes desafíos relacionados con la integración clínica. Un algoritmo que funciona correctamente en un entorno de investigación tiene escaso valor si no puede incorporarse con fluidez a los flujos de trabajo asistenciales, especialmente en escenarios de alta presión como el trauma. Además, la generalización y validación externa son cuestiones fundamentales. Un modelo entrenado en un centro académico puede no funcionar adecuadamente en otros contextos con protocolos de imagen distintos, sistemas de historia clínica electrónica diferentes o poblaciones con características demográficas diversas. La validación externa rigurosa en múltiples entornos es imprescindible para garantizar no solo fiabilidad, sino también equidad, un paso que con frecuencia se omite en la literatura actual.

A estas barreras conceptuales se suman importantes limitaciones logísticas y económicas. La inversión inicial en infraestructura, integración de *software* y soporte técnico puede ser considerable, particularmente en

instituciones de menor tamaño. Además, la implementación y mantenimiento de estos sistemas requiere personal especializado en ciencia de datos, IA e informática clínica, perfiles profesionales costosos y escasos. Estas exigencias económicas y de recursos humanos pueden generar una nueva brecha digital, concentrando los beneficios de la IA quirúrgica en grandes centros terciarios y ampliando potencialmente las desigualdades existentes en la calidad asistencial.

Marco ético y regulatorio: sesgo y equidad

Garantizar un desarrollo y uso ético de la IA constituye posiblemente el reto más relevante del campo. El sesgo algorítmico representa un riesgo significativo para la equidad en salud. Los algoritmos aprenden de los datos con los que se entrenan; si dichos datos reflejan desigualdades existentes o infrarrepresentan determinadas poblaciones, el modelo resultante puede amplificar dichas disparidades (35-38).

Un ejemplo bien documentado fue un sistema que utilizó el gasto sanitario como indicador sustituto de necesidades clínicas. Dado que los patrones de gasto diferían sistemáticamente entre poblaciones, el modelo subestimó la gravedad de la enfermedad en pacientes afrodescendientes, perpetuando desigualdades asistenciales (39). La cirugía vascular no está exenta de este riesgo, ya que existen diferencias raciales y étnicas conocidas en la presentación de la enfermedad. Si un modelo de IA destinado a identificar patología vascular a partir de imágenes diagnósticas se entrena principalmente con pacientes caucásicos, su precisión diagnóstica podría ser inferior en poblaciones infrarrepresentadas, lo que contribuye a agravar disparidades en salud (40). Esto subraya la necesidad urgente de conjuntos de datos diversos y representativos, así como de auditorías sistemáticas que identifiquen y corrijan posibles brechas de rendimiento entre subgrupos demográficos y socioeconómicos.

Estos imperativos éticos se reflejan en un entorno regulatorio en evolución. En Estados Unidos, la Office of the National Coordinator for Health Information Technology (ONC) ha publicado la norma HTI-1, que

impone requisitos de transparencia a los algoritmos predictivos integrados en sistemas certificados de historia clínica electrónica (41). Los desarrolladores deben proporcionar información detallada sobre la construcción, validación y gestión del riesgo de sus modelos, con énfasis en equidad y seguridad (41). Paralelamente, la Food and Drug Administration (FDA) ha establecido un marco regulador para el *software* basado en IA/ML considerado dispositivo médico (SaMD), lo que facilita su aprobación y supervisión (42).

Este entorno regulador tiene un efecto dual. Por un lado, constituye un elemento esencial para garantizar seguridad y confianza. Al exigir transparencia y equidad, obliga a abordar la opacidad algorítmica y el sesgo. Por otro lado, el elevado coste y complejidad del cumplimiento normativo pueden convertirse en una barrera para la innovación (43), con el riesgo de concentrar el desarrollo en grandes corporaciones con capacidad reguladora suficiente, limitando la innovación emergente de grupos académicos y *startups*. Lograr un equilibrio entre seguridad y promoción de la innovación será un desafío clave para la comunidad quirúrgica en los próximos años.

Perspectivas futuras: la próxima ola de innovación

La evolución de la IA en cirugía vascular apunta hacia una integración más profunda y una convergencia con otras tecnologías emergentes. El concepto de un entorno de reanimación en trauma asistido por IA —en el que datos fisiológicos e imagenológicos en tiempo real se integren para generar alertas y apoyo a la decisión— es cada vez más plausible (13). Asimismo, la IA puede permitir estrategias de seguimiento personalizadas y a largo plazo tras intervenciones vasculares mayores, adaptando la intensidad del control al perfil de riesgo individual en lugar de seguir protocolos uniformes (22).

Una línea prometedora es la integración de la IA con la tecnología *blockchain* (BCT) (44). La BCT es un registro digital descentralizado diseñado para facilitar el intercambio seguro, transparente y auditable de datos entre instituciones. En teoría, podría favorecer la agregación de

grandes conjuntos de datos diversos necesarios para entrenar modelos más generalizables y equitativos (44,45). Su arquitectura resistente a manipulaciones podría además reforzar la integridad de los datos y la confianza en colaboraciones multicéntricas. Sin embargo, su implementación clínica práctica aún se encuentra en fases iniciales.

Para abordar la opacidad algorítmica, se presta creciente atención a la IA explicable (XAI). Este conjunto de técnicas busca mejorar la interpretabilidad de modelos complejos. Métodos como LIME (Local Interpretable Model-agnostic Explanations) y SHAP (Shapley Additive Explanations) permiten cuantificar la contribución relativa de variables clínicas individuales a las predicciones del modelo. En aplicaciones de imagen, herramientas como los mapas de relevancia pueden señalar las regiones de una TAC que influyeron en la decisión algorítmica. La adopción de XAI no es solo una cuestión técnica, sino un elemento central para fortalecer la confianza clínica, facilitar el consentimiento informado y garantizar una implementación responsable en decisiones de alto impacto.

CONCLUSIONES

La inteligencia artificial está transitando rápidamente desde la promesa teórica hacia la aplicación clínica en cirugía vascular. Su principal aportación no reside en sustituir al cirujano, sino en potenciar sus capacidades cognitivas y técnicas. Al integrar datos multimodales, la IA puede generar información predictiva más precisa e individualizada que los enfoques tradicionales. Desde la mejora del rendimiento diagnóstico por imagen y la predicción de resultados posoperatorios hasta la guía intraoperatoria y el apoyo en decisiones de salvamento de extremidades, la IA ofrece herramientas capaces de complementar el juicio clínico en casi todas las fases del tratamiento.

No obstante, una integración plena y responsable dependerá de nuestra capacidad colectiva para abordar rigurosamente los desafíos relacionados con la validación prospectiva, el sesgo algorítmico, la integración en los flujos de trabajo clínicos y la supervisión reguladora. El objetivo final debe

ser una sinergia entre cirujano y tecnología, que combine la intuición humana con la potencia computacional para ofrecer una atención más precisa, personalizada y equitativa a los pacientes con enfermedad vascular.

BIBLIOGRAFÍA

1. DuBose JJ, Savage SA, Fabian TC, Menaker J, Scalea T, Holcomb JB, et al. The American Association for the Surgery of Trauma PROspective Observational Vascular Injury Treatment (PROOVIT) registry: multicenter data on modern vascular injury diagnosis, management, and outcomes. *J Trauma Acute Care Surg* 2015;78:215-22. DOI: 10.1097/TA.0000000000000520
2. Li B, Feridooni T, Cuen-Ojeda C, Kishibe T, de Mestral C, Mamdani M, et al. Machine learning in vascular surgery: a systematic review and critical appraisal. *NPJ Digit Med* 2022;5(1):119. DOI: 10.1038/s41746-021-00552-y
3. Moreno-Carriles RM. Big data, ¿pero qué es? *Angiología* 2018;70(5):191-4. DOI: 10.1016/j.angio.2018.05.001
4. Sidey-Gibbons JAM, Sidey-Gibbons CJ. Machine learning in medicine: a practical introduction. *BMC Med Res Methodol* 2019;19(1):64. DOI: 10.1186/s12874-019-0681-4
5. Hashimoto DA, Rosman G, Witkowski ER, Stafford C, Navarette-Welton AJ, Rattner DW. Computer Vision in Surgery: From Potential to Products. *Surg Endosc* 2020;34(1):4-13. DOI: 10.1097/SLA.00000000000003460
6. Aboian E, Kiang S, Dardik A. Using Image-based Artificial Intelligence for volumetric and morphologic evaluation of aortic aneurysms to enhance patient care. *JVS-Vasc Insights* 2025;3:100275. DOI: 10.1016/j.jvsvi.2025.100275
7. Chaikof EL, Dalman RL, Eskandari MK, Jackson BM, Lee WA, Mansour MA, et al. The Society for Vascular Surgery practice guidelines on the care of patients with an abdominal aortic aneurysm. *J Vasc Surg* 2018;67(1):2-77.e2. DOI: 10.1016/j.jvs.2017.10.044

8. Raffort J, Adam C, Carrier M, Ballaith A, Coscas R, Jean-Baptiste E, et al. Artificial intelligence in abdominal aortic aneurysm. *J Vasc Surg* 2020;72(1):321-33. DOI: 10.1016/j.jvs.2019.12.026
9. Aboian E, Lo H, Grewal M, Tran Z, El-Farra M, Tomihama R, et al. A novel self-configuring nn-UNET deep learning model for automated aortic volumetric analysis. *J Vasc Surg* 2024;80(1):165-74.
10. Prevision. PRAEVAorta [Software]. 2025.
11. Metcalfe D, Holt PJ, Thompson MM. The role of intraluminal thrombus in the development and rupture of abdominal aortic aneurysm. *Atherosclerosis* 2011;215(1):1-7.
12. Joldes GR, Miller K, Wittek A, Doyle BJ. A practical and robust method for patient-specific computational mechanics: a new paradigm for clinical decision support. *Ann Biomed Eng* 2016;44(10):3079-90.
13. Tran Z, Wilkinson MC, Guardamondo G, El-Farra MH, Peetz AB, Tomihama RT, et al. Narrative review on applications of artificial intelligence in vascular trauma. *JVS-Vasc Insights* 2025;3;100268. DOI: 10.1016/j.jvsvi.2025.100268
14. Tomihama RT, Tran Z, Grewal M, Peetz A, El-Farra MH, Wilkinson MC, et al. Deep learning algorithm for detection of blunt cerebrovascular injury. *J Vasc Surg* 2024;79(6):1481-8.
15. Farzaneh N, Williams J, Lumba-Brown A, Cheshier S, Grant G, Lee H. Machine learning model to predict blunt cerebrovascular injury in pediatric trauma. *J Pediatr Surg* 2022;57(5):941-6.
16. Kwon S, Lee H, Lee H. Geospatial analysis of trauma care deserts in the United States. *JAMA Surg* 2021;156(11):e214246.
17. Wilkinson MC, Ayad A, Kiang SC, Grewal ML. A review on the current applications of artificial intelligence in chronic venous insufficiency. *JVS-Vasc Insights* 2025;3;100261. DOI: 10.1016/j.jvsvi.2025.100261
18. Ngo P, Le L, Rivas E, Le T, Le H, Nguyen H, et al. Early prediction of venous leg ulcer healing using a machine learning model on thermographic images. *Int Wound J* 2021;18(5):665-74.

- 19.Wang SC, Anderson JA, Jones DV, Evans R. A mobile wound care application using artificial intelligence for tissue analytics: a quasi-experimental study. *JAMA Netw Open* 2020;3(12):e2025875.
- 20.Shammas NW, Shammas GA, Shammas L, Jones-Miller S, Jerin M, Shammas R, et al. Artificial Intelligence of Arterial Doppler Waveforms to Predict Major Adverse Outcomes Among Patients Evaluated for Peripheral Artery Disease. *J Am Heart Assoc* 2024;13(3):e031880.
- 21.Farber A, Raulli A, Eberhardt RT, Jaff MR, Rybin DV, Doros G, et al. A machine learning algorithm to predict major adverse limb events using a 6-protein panel in peripheral artery disease. *Sci Rep* 2024;14(1):2883.
- 22.Farber A, Menard MT, Eslami MH, Kalish JA, Wyers M, Hamdan A, et al. A novel machine learning approach to predict the need for reintervention after endovascular aneurysm repair. *J Vasc Surg* 2020;72(5):1611-9.
- 23.Grewal ML, Wilkinson MC, El-Farra MH, Lo H, Tomihama RT, Kiang SC. A machine learning model to predict lack of clinical improvement after varicose vein ablation using the Vascular Quality Initiative registry. *J Vasc Surg Venous Lymphat Disord* 2024;12(1):101-9.
- 24.Tran Z, Guardamondo G, Wilkinson MC, El-Farra MH, Tomihama RT, Peetz AB, et al. Machine learning identifies novel predictors of mortality in blunt thoracic aortic injury from the Aortic Trauma Foundation global registry. *J Trauma Acute Care Surg* 2024;97(1):85-92.
- 25.Helling TS, McNabney WK, Whittaker JR, Reisz G. The role of the Mangled Extremity Severity Score in the assessment of upper extremity injury. *J Trauma* 1991;31(12):1684-8.
- 26.Perkins ZB, Yet B, Sharrock A, Rickard R, Marsh W, D'Amours S, et al. A new model for predicting amputation in military casualties: a Bayesian network analysis of the UK Joint Theatre Trauma Registry. *Ann Surg* 2017;265(1):185-91.
- 27.Bevevino AJ, Dearth CL, Rhee P, O'Connor JV, Scalea TM, Pollak AN. Modern-era combat-related extremity vascular injury: a 15-year review

- of the Joint Theater Trauma Registry. *J Trauma Acute Care Surg* 2019;87(1S Suppl 1):S156-64.
28. Fukaya E, Flores AM, Lind-Thomsen A, D'Amore A, Yoshino D; group TUB varicose veins working, et al. Clinical and genetic risk factors for varicose veins. *J Vasc Surg Venous Lymphat Disord* 2018;6(6):750-8.
 29. Chen Y, Li Y, Wang Y, Zhang J, Zhao G, Wang Y. Identification of key methylation-regulated genes in varicose veins by bioinformatics analysis. *Ann Vasc Surg* 2021;73:378-87.
 30. Patel R, Sandri G, Torsello G, Donas K. Artificial Intelligence-Based Software for Planning and Navigation During Complex Endovascular Aortic Repair. *J Endovasc Ther* 2021;28(4):619-26.
 31. Moulakakis KG, Dalainas I, Mylonas S, Sfyroeras G, Kakisis J, Liapis CD. The role of three-dimensional imaging in the planning of thoracic endovascular aortic repair. *Ann Vasc Surg* 2011;25(5):694-700.
 32. He K, Gkioxari G, Dollár P, Girshick R. Mask R-CNN. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell* 2020;42(2):386-97. DOI: 10.1109/TPAMI.2018.2844175
 33. Hashimoto DA, Bynum J, Witkowski E, Nawrat A, Rosman G, Rattner D. Artificial Intelligence for Surgical Phase Recognition. *Ann Surg* 2020;271(4):716-21.
 34. Fard MJ, Ameri G, Darin Ellis R, Poursartip A, Abdi F, Hashemi A, et al. A review of surgical skill assessment methods. *J Clin Med* 2018;7(5):103.
 35. Tran Z, Byun J, Lee HY, Boggs H, Tomihama EY, Kiang SC. Bias in artificial intelligence in vascular surgery. *Semin Vasc Surg* 2023;36:430-4. DOI: 10.1053/j.semvascsurg.2023.07.003
 36. Reddy S, Allan S, Coghlan S, Cooper P. A governance model for the application of AI in health care. *J Am Med Inf Assoc* 2020;27:491-7. DOI: 10.1093/jamia/ocz192
 37. Cobiانchi L, Piccolo D, Dal Mas F, Agnoletti V, Ansaloni L, Balch J, et al. Surgeons' perspectives on artificial intelligence to support clinical decision-making in trauma and emergency contexts: results from an international survey. *World J Emerg Surg* 2023;18:1. DOI: 10.1186/s13017-022-00467-3

38. Wiens J, Saria S, Sendak M, Ghassemi M, Liu VX, Doshi-Velez F, et al. Do no harm: a roadmap for responsible machine learning for health care. *Nat Med* 2019;25(9):1337-40. DOI: 10.1038/s41591-019-0548-6
39. Obermeyer Z, Powers B, Vogeli C, Mullainathan S. Dissecting racial bias in an algorithm used to manage the health of populations. *Science* 2019;366(6464):447-53. DOI: 10.1126/science.aax2342
40. Dua A, Desai SS, Heller JA. The Impact of Race on Advanced Chronic Venous Insufficiency. *Ann Vasc Surg* 2016;34:152-6. DOI: 10.1016/j.avsg.2016.01.020
41. U.S. Department of Health and Human Services. Health Data, Technology, and Interoperability: Certification Program Updates, Algorithm Transparency, and Information Sharing (HTI-1) Final Rule. Vol. 89. *Federal Register*; 2024 p. 2354-633. Report No.: 7. Available from: <https://www.govinfo.gov/content/pkg/FR-2024-01-09/pdf/2023-28857.pdf>
42. U.S. Food and Drug Administration. Artificial Intelligence and Machine Learning (AI/ML)-Based Software as a Medical Device (SaMD) Action Plan. 2021. Available from: <https://www.fda.gov/media/145022/download>
43. Palaniappan K, Lin EYT, Vogel S. Global Regulatory Frameworks for the Use of Artificial Intelligence (AI) in the Healthcare Services Sector. *Healthc Basel* 2024;12:562. DOI: 10.3390/healthcare12050562
44. Wilkinson MC, Roh D, Kiang SC, Tomihama RT. Introduction to block chain technology and potential applications in vascular surgery. *JVS-Vasc Insights* 2025;3:100262. DOI: 10.1016/j.jvsvi.2025.100262
45. Abu-Elezz I, Hassan A, Nazeemudeen A, Househ M, Abd-Alrazaq A. The benefits and threats of blockchain technology in healthcare: A scoping review. *Int J Med Inf* 2020;142:104246. DOI: 10.1016/j.ijmedinf.2020.104246